Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

KLASIFIKASI LOYALITAS PENGGUNA SHOPEE PADA MAHASISWA GENERASI Z DENGAN ALGORITMA *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

Laura Gusti Ayunda[1], Bambang Irwansyah[2]
Universitas Asahan, Asahan
e-mail: [1]lauragustiyunda@gmail.com, [2]bambangirwansyah53@gmail.com

Abstract: *Generation Z shoppers on Shopee switch platforms easily whenever another marketplace offers better promotions or faster service. This study classifies the loyalty level of Shopee customers among Generation Z students at the Faculty of Engineering, Universitas Asahan, using Learning Vector Quantization (LVQ). An online questionnaire was answered by 105 students and 101 of them were active Shopee users. Six input variables were measured on a 1 to 5 Likert scale: purchase frequency, customer satisfaction, transaction security, service quality, promotional influence and repurchase intention. Loyalty was grouped into low, medium and high classes. The data were normalized with Min-Max and split 80:20 by stratified sampling into 81 training and 20 testing records. Training used a learning rate of 0.05, a decay constant of 0.1 and 10 epochs. The model correctly classified 16 of the 20 test records for an accuracy of 80%. Every high and low loyalty record was recognized, while four of the seven medium records were predicted as high. The final weights show that repurchase intention separates the classes far more clearly than purchase frequency. The model was deployed in a PHP and MySQL web application for data management, training, testing and classification of new respondents.*

Keywords: *learning vector quantization, classification, customer loyalty, Generation Z, Shopee.*

Abstrak: Pengguna Shopee dari kalangan Generasi Z mudah berpindah ke platform lain begitu ada promo atau layanan yang terasa lebih menarik. Penelitian ini mengklasifikasikan tingkat loyalitas pelanggan Shopee pada mahasiswa Generasi Z Fakultas Teknik Universitas Asahan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Kuesioner daring diisi oleh 105 mahasiswa dan 101 di antaranya merupakan pengguna aktif Shopee. Enam variabel masukan diukur dengan skala Likert 1 sampai 5 yaitu frekuensi pembelian, kepuasan pelanggan, keamanan transaksi, kualitas layanan, pengaruh promosi dan niat pembelian ulang. Loyalitas dibagi ke dalam kelas rendah, sedang dan tinggi. Data dinormalisasi dengan Min-Max lalu dibagi 80:20 secara *stratified* menjadi 81 data latih dan 20 data uji. Pelatihan memakai *learning rate* 0,05 dengan konstanta pengurangan 0,1 selama 10 *epoch*. Model mengenali 16 dari 20 data uji dengan benar sehingga akurasinya mencapai 80%. Semua data uji kelas tinggi dan rendah terklasifikasi tepat sedangkan empat dari tujuh data kelas sedang terbaca sebagai kelas tinggi. Bobot akhir memperlihatkan bahwa niat pembelian ulang jauh lebih membedakan kelas loyalitas dibanding frekuensi pembelian. Model ini diterapkan pada aplikasi web berbasis PHP dan MySQL untuk mengelola data, melatih, menguji dan mengklasifikasikan responden baru.

Kata kunci: learning vector quantization, klasifikasi, loyalitas pelanggan, Generasi Z, Shopee.

PENDAHULUAN

Belanja lewat aplikasi sudah jadi kebiasaan harian bagi banyak mahasiswa. Shopee termasuk yang paling sering dibuka karena promo dan potongan

harganya hampir tidak pernah berhenti. Masalahnya, platform lain juga menawarkan hal serupa. Perusahaan *e-commerce* akhirnya tidak cukup hanya menarik pengguna baru. Pengguna lama pun harus dijaga supaya tetap kembali berbelanja.

Generasi Z adalah kelompok yang paling sulit dipegang dalam urusan ini. Mereka tumbuh bersama internet, sangat bergantung pada informasi digital saat memutuskan sesuatu dan lebih menyukai layanan yang cepat serta praktis (Wibowo & Ayuningtyas, 2024). Sari et al. (2025) mencatat bahwa kecepatan, kemudahan akses, pengalaman pengguna dan promo membuat perilaku belanja generasi ini sangat dinamis. Akibatnya mereka mudah berpindah dari satu platform ke platform lain.

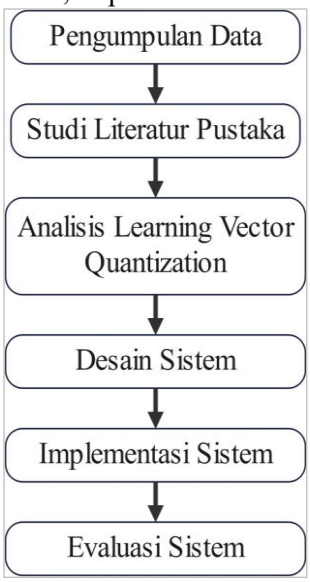
Loyalitas pelanggan sendiri tampak dari pembelian ulang, kepercayaan terhadap perusahaan dan kesediaan merekomendasikan produk kepada orang lain (Akbar & Permatasari, 2024). Pada konsumen Shopee dari Generasi Z di Kota Palu, Prabawanti et al. (2024) menelaah bagaimana kualitas layanan elektronik memengaruhi loyalitas melalui kepuasan pelanggan. Kajian seperti ini menjelaskan faktor apa yang memengaruhi loyalitas. Namun hasilnya tidak langsung memberi label kepada setiap pelanggan apakah ia termasuk loyal atau tidak. Label semacam itu yang sebenarnya dibutuhkan bila perusahaan ingin menyusun perlakuan berbeda untuk tiap kelompok pelanggan.

Salah satu cara memberi label tersebut adalah klasifikasi dengan jaringan saraf tiruan. *Learning Vector Quantization* (LVQ) bekerja dengan pembelajaran terawasi dan menentukan kelas data berdasarkan jarak terdekat ke vektor bobot tiap kelas (Puspita, 2022). Bila tebakannya benar bobot didekatkan ke data, bila salah bobot dijauhkan (Saleh et al., 2021). LVQ sudah dipakai untuk mengenali jenis buah kelapa dari citra (Puspita, 2022), curah hujan harian dari parameter meteorologi (Gunadi et al., 2022), penyakit stroke (Batubara et al., 2023) dan tanaman herbal (Saleh et al., 2021). Rumetna et al. (2023) juga menunjukkan bahwa algoritma ini bisa ditanamkan ke dalam aplikasi pengenalan pola yang siap pakai.

Dari penelitian-penelitian tersebut belum ada yang menerapkan LVQ pada data perilaku konsumen *e-commerce* hasil kuesioner. Data jenis ini berbeda dengan citra atau data cuaca. Nilainya berasal dari skala Likert dan sebaran kelasnya jarang seimbang. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan tingkat loyalitas pelanggan Shopee pada mahasiswa Generasi Z Fakultas Teknik Universitas Asahan ke dalam kelas rendah, sedang dan tinggi dengan LVQ. Akurasi model diukur pada data uji lalu model tersebut diterapkan dalam aplikasi web berbasis PHP dan MySQL.

METODE

Penelitian ini memakai pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Urutan pekerjaannya terlihat pada Gambar 1 yang dimulai dari pengumpulan data lalu berlanjut ke studi literatur, analisis LVQ, desain sistem, implementasi dan evaluasi.



Gambar 1 Kerangka Kerja Penelitian

Tahap pertama adalah pengumpulan data melalui kuesioner kepada mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Asahan. Studi literatur dilakukan untuk mempelajari konsep loyalitas pelanggan, *e-commerce*, jaringan saraf tiruan dan LVQ beserta

penelitian terdahulu. Analisis LVQ mencakup normalisasi data, pelatihan bobot dan pengujian model. Desain sistem dibuat dengan UML (Margaretha & Voutama, 2023) lalu diimplementasikan menggunakan PHP dan MySQL (Ahmadar et al., 2021). Tahap terakhir berupa evaluasi akurasi model serta pengujian fungsi aplikasi.

Pengumpulan Data

Responden adalah mahasiswa Program Studi Informatika, Teknik Sipil dan Teknik Mesin yang termasuk kelompok usia Generasi Z. Kuesioner disebar lewat Google Form dan terisi oleh 105 orang. Empat orang menyatakan bukan pengguna aktif Shopee sehingga jawabannya disisihkan dan tersisa 101 data. Setiap variabel terdiri atas tiga butir pernyataan dengan skala Likert 1 (sangat tidak setuju) sampai 5 (sangat setuju). Variabel yang dipakai tersaji pada Tabel 1.

Tabel 1 Variabel Penelitian

Kode	Variabel	Peran
X1	Frekuensi pembelian	Masukan
X2	Tingkat kepuasan pelanggan	Masukan
X3	Keamanan transaksi	Masukan
X4	Kualitas layanan	Masukan
X5	Pengaruh promosi	Masukan
X6	Niat pembelian ulang	Masukan
Y	Loyalitas pelanggan	Penentu kelas

Nilai X1 sampai X6 tiap responden diambil dari rata-rata skor butirnya. Untuk Y skornya dijumlahkan sehingga berada pada rentang 3 sampai 15. Total skor 3,00 sampai 7,00 masuk kelas Rendah (kode 1), 7,01 sampai 11,00 kelas Sedang (kode 2) dan 11,01 sampai 15,00 kelas Tinggi (kode 3).

Tahapan Algoritma LVQ

LVQ yang dipakai memiliki enam neuron masukan dan tiga neuron keluaran. Tahapannya meliputi normalisasi Min-Max, pembagian data latih dan data uji, inisialisasi bobot, perhitungan jarak Euclidean, penentuan neuron pemenang dan pembaruan bobot. Bobot didekatkan ke data bila kelas pemenang sesuai target dan dijauhkan bila tidak sesuai (Saleh et al., 2021). Pelatihan diulang sampai batas *epoch* tercapai. Model hasil pelatihan lalu diuji dan diukur akurasinya dengan *confusion matrix*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Data

Seluruh 101 data valid membentuk matriks dengan enam variabel masukan dan satu label kelas. Sebagian data penelitian ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Data Penelitian

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Kelas
1	3,00	4,00	4,67	3,67	5,00	3,33	Sedang
2	3,33	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	Rendah
3	4,00	4,00	4,00	4,00	4,00	4,00	Tinggi
4	4,00	4,67	4,00	4,67	5,00	5,00	Tinggi
5	4,00	3,00	3,67	4,00	4,00	3,33	Sedang
6	3,33	3,00	3,00	3,00	3,00	4,33	Sedang
7	5,00	5,00	5,00	4,67	4,33	5,00	Sedang
8	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00	Tinggi
9	4,00	4,00	4,00	4,00	4,00	4,00	Tinggi
10	4,00	3,33	4,00	3,67	4,00	3,00	Sedang
...	...	...	...	...	...	...	...
101	4,00	4,67	4,67	4,00	4,33	4,67	Tinggi

Kelas Tinggi paling banyak dengan 60 responden (59,4%). Kelas Sedang berjumlah 37 responden (36,6%) dan kelas Rendah hanya 4 responden (4,0%). Mayoritas mahasiswa Fakultas Teknik ternyata cukup setia pada Shopee. Sebaliknya jumlah kelas Rendah yang sangat sedikit menjadi tantangan tersendiri bagi model.

Normalisasi Data

Semua variabel memakai skala 1 sampai 5 tetapi rentang data aktualnya berbeda. Nilai terendah X1 adalah 1,67 sedangkan X2 sampai X6 paling rendah 2,00. Agar tidak ada variabel yang mendominasi perhitungan jarak, data dinormalisasi ke rentang 0 sampai 1 dengan persamaan (1).

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

Nilai minimum dan maksimum setiap variabel tersaji pada Tabel 3.

Tabel 3 Nilai Minimum dan Maksimum Variabel

Statistik	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Minimum	1,6667	2,0000	2,0000	2,0000	2,0000	2,0000
Maksimum	5,0000	5,0000	5,0000	5,0000	5,0000	5,0000

Berikut perhitungan normalisasi manual untuk responden ke-1 dengan nilai asli (3,00; 4,00; 4,67; 3,67; 5,00; 3,33).

$$X_1 = \frac{3,0000 - 1,6667}{5,0000 - 1,6667} = \frac{1,3333}{3,3333} = 0,4000$$

$$X_2 = \frac{4,0000 - 2,0000}{5,0000 - 2,0000} = \frac{2,0000}{3,0000} = 0,6667$$

$$X_3 = \frac{4,6667 - 2,0000}{5,0000 - 2,0000} = \frac{2,6667}{3,0000} = 0,8889$$

$$X_4 = \frac{3,6667 - 2,0000}{5,0000 - 2,0000} = \frac{1,6667}{3,0000} = 0,5556$$

$$X_5 = \frac{5,0000 - 2,0000}{5,0000 - 2,0000} = \frac{3,0000}{3,0000} = 1,0000$$

$$X_6 = \frac{3,3333 - 2,0000}{5,0000 - 2,0000} = \frac{1,3333}{3,0000} = 0,4444$$

Langkah yang sama diterapkan pada seluruh 101 data. Hasil normalisasi tersaji pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Normalisasi Min-Max

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	Kelas
1	0,4000	0,6667	0,8889	0,5556	1,0000	0,4444	Sedang
2	0,5000	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	Rendah
3	0,7000	0,6667	0,6667	0,6667	0,6667	0,6667	Tinggi
4	0,7000	0,8889	0,6667	0,8889	1,0000	1,0000	Tinggi
5	0,7000	0,3333	0,5556	0,6667	0,6667	0,4444	Sedang
6	0,5000	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	0,7778	Sedang
7	1,0000	1,0000	1,0000	0,8889	0,7778	1,0000	Sedang
8	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	Tinggi
9	0,7000	0,6667	0,6667	0,6667	0,6667	0,6667	Tinggi
10	0,7000	0,4444	0,6667	0,5556	0,6667	0,3333	Sedang
...	...	...	...	...	...	...	...
101	0,7000	0,8889	0,8889	0,6667	0,7778	0,8889	Tinggi

Penerapan Algoritma LVQ

Langkah 1. Pembagian data dan inisialisasi

Data hasil normalisasi dibagi 80:20 secara *stratified* agar proporsi tiap kelas tetap sama di kedua bagian. Hasilnya 81 data latih dan 20 data uji seperti pada Tabel 5.

Tabel 5 Distribusi Data Latih dan Data Uji

Kelas	Data Latih	Data Uji	Total
Rendah	3	1	4
Sedang	30	7	37
Tinggi	48	12	60
Total	**81**	**20**	**101**

Bobot awal diambil dari data latih pertama setiap kelas yaitu responden ke-2 untuk w1 (Rendah), responden ke-1 untuk w2 (Sedang) dan responden ke-8 untuk w3 (Tinggi). Ketiga data ini tidak ikut diproses lagi sehingga setiap *epoch* berjalan pada 78 data latih. Nilai bobot awal tersaji pada Tabel 6.

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

Tabel 6 Bobot Awal

Bobot	X1	X2	X3	X4	X5	X6
w1	0,5000	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333
w2	0,4000	0,6667	0,8889	0,5556	1,0000	0,4444
w3	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000

Parameter pelatihan yang dipakai adalah *learning rate* awal α = 0,05, konstanta pengurangan dec = 0,1, *epoch* maksimum 10 dan α minimum 0,001. Setiap kali satu *epoch* selesai α diperkecil dengan persamaan (2).

$$\alpha_{\text{baru}} = \alpha_{\text{lama}} \times (1 - \text{dec}) \quad (2)$$

Langkah 2. Pelatihan epoch pertama

Data latih diproses satu per satu. Jarak setiap data ke ketiga bobot dihitung dengan jarak Euclidean pada persamaan (3) dan neuron dengan jarak terkecil menjadi pemenang.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - w_{ji}\right)^2} \quad (3)$$

Jika kelas pemenang (C*j*) sama dengan kelas target (T) maka bobot pemenang didekatkan ke data dengan persamaan (4). Jika berbeda bobot dijauhkan dengan persamaan (5). Bobot yang kalah tidak berubah.

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha\left(x - w_j(\text{lama})\right) \quad (4)$$

$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha\left(x - w_j(\text{lama})\right) \quad (5)$$

Bobot hasil pembaruan langsung dipakai untuk data berikutnya. Berikut perhitungan manual tiga data latih pertama dengan α = 0,05.

Data latih ke-1 (responden ke-5)

$$x = \begin{pmatrix}0{,}7000;\ 0{,}3333;\ 0{,}5556;\\ 0{,}6667;\ 0{,}6667;\ 0{,}4444\end{pmatrix}$$

Kelas target T = 2 (Sedang).

1) Menghitung jarak ke setiap bobot

$$d_1 = \sqrt{0{,}0400 + 0{,}0000 + 0{,}0494 + 0{,}1111 + 0{,}1111 + 0{,}0123} = 0{,}5692$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}0900 + 0{,}1111 + 0{,}1111 + 0{,}0123 + 0{,}1111 + 0{,}0000} = 0{,}6601$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}0900 + 0{,}4444 + 0{,}1975 + 0{,}1111 + 0{,}1111 + 0{,}3086} = 1{,}1238$$

2) Menentukan neuron pemenang

min(0,5692; 0,6601; 1,1238) = 0,5692 = d_1

Jarak terkecil ada pada w1 (d1 = 0,5692) sehingga pemenangnya kelas Rendah. Kelas pemenang berbeda dengan target (Sedang) sehingga w1 dijauhkan dari data.

3) Memperbarui bobot w1 dengan persamaan (5)

$w_{1,1}$ = 0,5000 - 0,05(0,7000 - 0,5000) = 0,4900

$w_{1,2}$ = 0,3333 - 0,05(0,3333 - 0,3333) = 0,3333

$w_{1,3}$ = 0,3333 - 0,05(0,5556 - 0,3333) = 0,3222

$w_{1,4}$ = 0,3333 - 0,05(0,6667 - 0,3333) = 0,3167

$w_{1,5}$ = 0,3333 - 0,05(0,6667 - 0,3333) = 0,3167

$w_{1,6}$ = 0,3333 - 0,05(0,4444 - 0,3333) = 0,3278

Bobot w1 yang baru adalah

$$w_1 = \begin{pmatrix}0{,}4900;\ 0{,}3333;\ 0{,}3222;\\ 0{,}3167;\ 0{,}3167;\ 0{,}3278\end{pmatrix}$$

Dua bobot lainnya tetap dan ketiganya dipakai untuk data latih ke-2.

Data latih ke-2 (responden ke-6)

$$x = \begin{pmatrix}0{,}5000;\ 0{,}3333;\ 0{,}3333;\\ 0{,}3333;\ 0{,}3333;\ 0{,}7778\end{pmatrix}$$

Kelas target T = 2 (Sedang).

1) Menghitung jarak ke setiap bobot

$$d_1 = \sqrt{0{,}0001 + 0{,}0000 + 0{,}0001 + 0{,}0003 + 0{,}0003 + 0{,}2025} = 0{,}4509$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}0100 + 0{,}1111 + 0{,}3086 + 0{,}0494 + 0{,}4444 + 0{,}1111} = 1{,}0172$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}2500 + 0{,}4444 + 0{,}4444 + 0{,}4444 + 0{,}4444 + 0{,}0494} = 1{,}4412$$

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

2) Menentukan neuron pemenang min(0,4509; 1,0172; 1,4412) = 0,4509 = d_1

Jarak terkecil ada pada w1 (d1 = 0,4509) sehingga pemenangnya kelas Rendah. Kelas pemenang berbeda dengan target (Sedang) sehingga w1 dijauhkan dari data.

3) Memperbarui bobot w1 dengan persamaan (5)

$w_{1,1}$ = 0,4900 - 0,05(0,5000 - 0,4900) = 0,4895
$w_{1,2}$ = 0,3333 - 0,05(0,3333 - 0,3333) = 0,3333
$w_{1,3}$ = 0,3222 - 0,05(0,3333 - 0,3222) = 0,3217
$w_{1,4}$ = 0,3167 - 0,05(0,3333 - 0,3167) = 0,3158
$w_{1,5}$ = 0,3167 - 0,05(0,3333 - 0,3167) = 0,3158
$w_{1,6}$ = 0,3278 - 0,05(0,7778 - 0,3278) = 0,3053

Bobot w1 yang baru adalah

$$w_1 = \begin{pmatrix} 0{,}4895; 0{,}3333; 0{,}3217; \\ 0{,}3158; 0{,}3158; 0{,}3053 \end{pmatrix}$$

Dua bobot lainnya tetap dan ketiganya dipakai untuk data latih ke-3.

Data latih ke-3 (responden ke-10)

$$x = \begin{pmatrix} 0{,}7000; 0{,}4444; 0{,}6667; \\ 0{,}5556; 0{,}6667; 0{,}3333 \end{pmatrix}$$

Kelas target T = 2 (Sedang).

1) Menghitung jarak ke setiap bobot

$$d_1 = \sqrt{0{,}0443 + 0{,}0123 + 0{,}1190 + 0{,}0575 + 0{,}1231 + 0{,}0008} = 0{,}5975$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}0900 + 0{,}0494 + 0{,}0494 + 0{,}0000 + 0{,}1111 + 0{,}0123} = 0{,}5588$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}0900 + 0{,}3086 + 0{,}1111 + 0{,}1975 + 0{,}1111 + 0{,}4444} = 1{,}1238$$

2) Menentukan neuron pemenang min(0,5975; 0,5588; 1,1238) = 0,5588 = d_2

Jarak terkecil ada pada w2 (d2 = 0,5588) sehingga pemenangnya kelas Sedang. Kelas pemenang sama dengan target sehingga w2 didekatkan ke data.

3) Memperbarui bobot w2 dengan persamaan (4)

$w_{2,1}$ = 0,4000 + 0,05(0,7000 - 0,4000) = 0,4150
$w_{2,2}$ = 0,6667 + 0,05(0,4444 - 0,6667) = 0,6556
$w_{2,3}$ = 0,8889 + 0,05(0,6667 - 0,8889) = 0,8778
$w_{2,4}$ = 0,5556 + 0,05(0,5556 - 0,5556) = 0,5556
$w_{2,5}$ = 1,0000 + 0,05(0,6667 - 1,0000) = 0,9833
$w_{2,6}$ = 0,4444 + 0,05(0,3333 - 0,4444) = 0,4389

Bobot w2 yang baru adalah

$$w_2 = \begin{pmatrix} 0{,}4150; 0{,}6556; 0{,}8778; \\ 0{,}5556; 0{,}9833; 0{,}4389 \end{pmatrix}$$

Dua bobot lainnya tetap dan ketiganya dipakai untuk data latih ke-4.

Proses yang sama diteruskan sampai data latih ke-78. Pada *epoch* pertama ini 26 dari 78 data latih dimenangkan neuron dengan kelas yang keliru. Angka tersebut wajar karena bobot awal baru bertumpu pada satu responden per kelas.

Langkah 3. Pelatihan epoch ke-2 sampai ke-10

Setelah 78 data selesai diproses α diperkecil memakai persamaan (2) lalu seluruh data latih diproses ulang dengan cara yang sama. Bobot di akhir setiap *epoch* tersaji pada Tabel 7.

Tabel 7 Bobot pada Akhir Setiap Epoch

Epoch	α	w	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0,0500	w1	0,5199	0,3252	0,3042	0,2839	0,2640	0,2527
		w2	0,5370	0,6599	0,7766	0,6023	0,8912	0,3348
		w3	0,8748	0,8521	0,8322	0,8422	0,8343	0,8889
2	0,0450	w1	0,5620	0,3406	0,3136	0,2818	0,2461	0,2143

Epoch	α	w	X1	X2	X3	X4	X5	X6
		w2	0,6359	0,6522	0,6768	0,6318	0,7740	0,3639
		w3	0,8253	0,8153	0,7827	0,7922	0,7991	0,8616
3	0,0405	w1	0,5645	0,3408	0,3128	0,2797	0,2425	0,1914
		w2	0,6848	0,6563	0,6280	0,6593	0,7375	0,3523
		w3	0,8104	0,8148	0,7785	0,7871	0,8013	0,8683
4	0,0365	w1	0,5876	0,3414	0,3072	0,2757	0,2236	0,1520
		w2	0,6986	0,6514	0,5928	0,6683	0,7132	0,3526
		w3	0,8060	0,8141	0,7781	0,7867	0,8022	0,8708
5	0,0328	w1	0,5904	0,3417	0,3064	0,2738	0,2200	0,1314
		w2	0,7242	0,6556	0,5742	0,6826	0,6999	0,3451
		w3	0,8046	0,8134	0,7786	0,7876	0,8027	0,8721
6	0,0295	w1	0,5931	0,3419	0,3056	0,2721	0,2167	0,1124
		w2	0,7420	0,6587	0,5617	0,6926	0,6914	0,3397
		w3	0,8039	0,8128	0,7794	0,7887	0,8030	0,8730
7	0,0266	w1	0,5956	0,3421	0,3049	0,2704	0,2136	0,0947
		w2	0,7549	0,6693	0,5557	0,6917	0,6779	0,3355
		w3	0,8024	0,8187	0,7819	0,7815	0,7951	0,8727
8	0,0239	w1	0,5979	0,3424	0,3042	0,2689	0,2107	0,0783
		w2	0,7645	0,6769	0,5513	0,6913	0,6685	0,3323
		w3	0,8018	0,8210	0,7834	0,7791	0,7919	0,8729
9	0,0215	w1	0,6000	0,3426	0,3035	0,2675	0,2081	0,0633
		w2	0,7703	0,6823	0,5502	0,6886	0,6616	0,3360
		w3	0,8005	0,8199	0,7833	0,7760	0,7892	0,8708
10	0,0194	w1	0,6019	0,3428	0,3030	0,2663	0,2057	0,0495
		w2	0,7763	0,6807	0,5452	0,6935	0,6629	0,3326
		w3	0,8018	0,8159	0,7838	0,7827	0,7958	0,8735

Perubahan bobot paling besar terjadi pada dua *epoch* awal. Jumlah data latih yang dimenangkan neuron keliru turun dari 26 pada *epoch* pertama menjadi 18 pada *epoch* kedua lalu bertahan di kisaran 20 sampai 21. Mulai *epoch* ke-5 rata-rata perubahan tiap komponen bobot sudah di bawah 0,01 dan pada *epoch* ke-10 tinggal 0,0036 sehingga posisi ketiga bobot dapat dianggap stabil.

Langkah 4. Bobot akhir

Bobot akhir hasil *epoch* ke-10 tersaji pada Tabel 8. Bobot inilah yang disimpan sistem dan dipakai untuk mengklasifikasikan data uji maupun data baru.

Tabel 8 Bobot Akhir Hasil Pelatihan

Bobot	X1	X2	X3	X4	X5	X6
w1 (Rendah)	0,6019	0,3428	0,3030	0,2663	0,2057	0,0495
w2 (Sedang)	0,7763	0,6807	0,5452	0,6935	0,6629	0,3326
w3 (Tinggi)	0,8018	0,8159	0,7838	0,7827	0,7958	0,8735

Tabel 8 memperlihatkan variabel yang paling membedakan kelas. Selisih terbesar ada pada X6 atau niat pembelian ulang yang nilainya hanya 0,0495 di w1, naik menjadi 0,3326 di w2 lalu mencapai 0,8735 di w3. X1 menunjukkan pola lain karena bobot frekuensi pembelian kelas Sedang (0,7763) dan Tinggi (0,8018) nyaris sama. Mahasiswa yang sering berbelanja belum tentu loyal. Yang lebih menentukan adalah apakah mereka masih berniat kembali membeli di Shopee.

Langkah 5. Pengujian model

Setiap data uji dihitung jaraknya ke bobot akhir pada Tabel 8 lalu dimasukkan ke kelas dengan jarak terkecil. Bobot tidak

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

diperbarui lagi pada tahap ini. Berikut tiga contoh perhitungan manual.

Data uji ke-1 (responden ke-3)

$$x = \begin{pmatrix} 0{,}7000;\ 0{,}6667;\ 0{,}6667; \\ 0{,}6667;\ 0{,}6667;\ 0{,}6667 \end{pmatrix}$$

Kelas sebenarnya: Tinggi.

$$d_1 = \sqrt{0{,}0096 + 0{,}1049 + 0{,}1322 + 0{,}1603 + 0{,}2125 + 0{,}3809} = 1{,}0002$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}0058 + 0{,}0002 + 0{,}0148 + 0{,}0007 + 0{,}0000 + 0{,}1116} = 0{,}3649$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}0104 + 0{,}0223 + 0{,}0137 + 0{,}0135 + 0{,}0167 + 0{,}0428} = 0{,}3454$$

$\min(1{,}0002;\ 0{,}3649;\ 0{,}3454) = 0{,}3454 = d_3$

Jarak terkecil ada pada w3 (d3 = 0,3454) sehingga data ini masuk kelas Tinggi. Hasilnya sesuai dengan kelas sebenarnya.

Data uji ke-3 (responden ke-7)

$$x = \begin{pmatrix} 1{,}0000;\ 1{,}0000;\ 1{,}0000; \\ 0{,}8889;\ 0{,}7778;\ 1{,}0000 \end{pmatrix}$$

Kelas sebenarnya: Sedang.

$$d_1 = \sqrt{0{,}1585 + 0{,}4320 + 0{,}4858 + 0{,}3876 + 0{,}3273 + 0{,}9034} = 1{,}6415$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}0500 + 0{,}1019 + 0{,}2069 + 0{,}0382 + 0{,}0132 + 0{,}4454} = 0{,}9250$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}0393 + 0{,}0339 + 0{,}0467 + 0{,}0113 + 0{,}0003 + 0{,}0160} = 0{,}3841$$

$\min(1{,}6415;\ 0{,}9250;\ 0{,}3841) = 0{,}3841 = d_3$

Jarak terkecil ada pada w3 (d3 = 0,3841) sehingga data ini masuk kelas Tinggi. Hasilnya tidak sesuai karena kelas sebenarnya Sedang.

Data uji ke-18 (responden ke-84)

$$x = \begin{pmatrix} 0{,}1000;\ 0{,}0000;\ 0{,}0000; \\ 0{,}0000;\ 0{,}0000;\ 0{,}0000 \end{pmatrix}$$

Kelas sebenarnya: Rendah.

$$d_1 = \sqrt{0{,}2519 + 0{,}1175 + 0{,}0918 + 0{,}0709 + 0{,}0423 + 0{,}0025} = 0{,}7595$$

$$d_2 = \sqrt{0{,}4574 + 0{,}4634 + 0{,}2972 + 0{,}4809 + 0{,}4395 + 0{,}1106} = 1{,}4997$$

$$d_3 = \sqrt{0{,}4926 + 0{,}6656 + 0{,}6143 + 0{,}6126 + 0{,}6333 + 0{,}7631} = 1{,}9446$$

$\min(0{,}7595;\ 1{,}4997;\ 1{,}9446) = 0{,}7595 = d_1$

Jarak terkecil ada pada w1 (d1 = 0,7595) sehingga data ini masuk kelas Rendah. Hasilnya sesuai dengan kelas sebenarnya.

Rekapitulasi hasil pengujian 20 data uji tersaji pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil Pengujian Data Uji

No	Resp.	d1	d2	d3	Prediksi	Aktual	Ket
1	3	1,0002	0,3649	0,3454	Tinggi	Tinggi	Benar
2	4	1,5369	0,8131	0,3137	Tinggi	Tinggi	Benar
3	7	1,6415	0,9250	0,3841	Tinggi	Sedang	**Salah**
4	9	1,0002	0,3649	0,3454	Tinggi	Tinggi	Benar
5	18	1,1812	0,4373	0,4349	Tinggi	Tinggi	Benar
6	19	1,3053	0,6077	0,1593	Tinggi	Tinggi	Benar
7	23	0,9502	0,4232	0,5865	Sedang	Sedang	Benar
8	24	0,9207	0,3107	0,5724	Sedang	Sedang	Benar
9	30	1,2462	0,5612	0,3264	Tinggi	Tinggi	Benar
10	36	1,2398	0,5159	0,3227	Tinggi	Tinggi	Benar
11	40	1,7745	1,0059	0,4742	Tinggi	Tinggi	Benar
12	56	1,2467	0,6052	0,2570	Tinggi	Tinggi	Benar
13	58	1,4239	0,6808	0,3416	Tinggi	Tinggi	Benar
14	67	1,1831	0,5751	0,3438	Tinggi	Sedang	**Salah**

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

No	Resp.	d1	d2	d3	Prediksi	Aktual	Ket
15	70	1,4154	0,7564	0,2116	Tinggi	Sedang	**Salah**
16	74	1,1825	0,4704	0,3898	Tinggi	Tinggi	Benar
17	83	1,1120	0,5478	0,4574	Tinggi	Sedang	**Salah**
18	84	0,7595	1,4997	1,9446	Rendah	Rendah	Benar
19	97	1,1010	0,4290	0,5598	Sedang	Sedang	Benar
20	99	1,2887	0,6019	0,3649	Tinggi	Tinggi	Benar

Evaluasi Model

Akurasi model dihitung dengan persamaan (6).

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{data uji benar}}{\text{total data uji}} \times 100\% \quad (6)$$

$$Akurasi = \frac{16}{20} \times 100\% = 80\%$$

Model mengenali 16 dari 20 data uji dengan benar. Rincian per kelas tersaji pada *confusion matrix* di Tabel 10.

Tabel 10 Confusion Matrix Hasil Pengujian

Aktual	Prediksi Rendah	Prediksi Sedang	Prediksi Tinggi	Total
Rendah	1	0	0	1
Sedang	0	3	4	7
Tinggi	0	0	12	12
Total	**1**	**3**	**16**	**20**

Kelas Tinggi memperoleh *recall* 100% karena ke-12 data ujinya tertebak tepat. Presisinya 75% sebab empat data kelas Sedang ikut masuk ke kelas ini. Kelas Sedang memperlihatkan kebalikannya. Tiga prediksi Sedang semuanya benar (presisi 100%) namun hanya 3 dari 7 data Sedang yang tertangkap sehingga *recall*-nya 42,9%. Kelas Rendah hanya memiliki satu data uji dan data itu dikenali dengan benar.

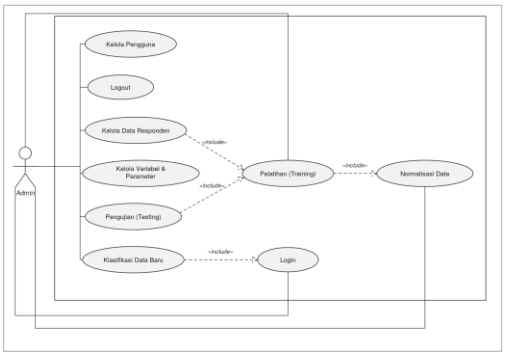
Keempat data yang salah adalah responden ke-7, 67, 70 dan 83. Semuanya berlabel Sedang padahal nilai variabel masukannya tinggi. Responden ke-7 contohnya memberi skor 5,00 pada frekuensi pembelian, kepuasan, keamanan transaksi dan niat pembelian ulang sehingga profilnya lebih mirip pelanggan loyal. Labelnya menjadi Sedang karena kelas ditentukan dari butir Y yang dijawab terpisah dari X1 sampai X6. Ketidaksesuaian serupa juga ada di data latih. Responden ke-90 punya nilai X minimal 4,00 di semua variabel tetapi berlabel Rendah, sementara responden ke-16 dengan frekuensi pembelian hanya 1,67 justru berlabel Tinggi. LVQ sepenuhnya mengandalkan kedekatan jarak antara data dan bobot (Gunadi et al., 2022) sehingga data yang profil dan labelnya tidak sejalan sulit dipelajari.

Ketidakseimbangan kelas ikut memperberat masalah. Kelas Rendah hanya punya 3 data latih dan salah satunya langsung terpakai sebagai bobot awal. Kelas Tinggi memiliki 48 data latih sehingga w3 lebih sering diperbarui dan wilayahnya meluas sampai menyentuh data Sedang yang posisinya berdekatan. Jumlah data uji yang hanya 20 juga perlu dicatat karena satu kesalahan saja sudah menggeser akurasi sebesar 5 poin persen.

Implementasi Sistem

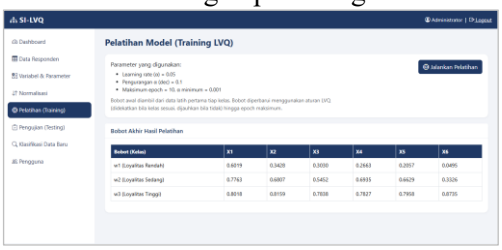
Model yang sudah terlatih ditanamkan ke aplikasi web bernama SI-LVQ. Aplikasi ini hanya memiliki satu aktor yaitu admin. Setelah *login* admin dapat mengelola data responden, mengatur variabel dan parameter, menjalankan normalisasi, pelatihan dan pengujian, mengklasifikasikan data baru serta mengelola pengguna seperti tampak pada Gambar 2.

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9611 – 9621 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR



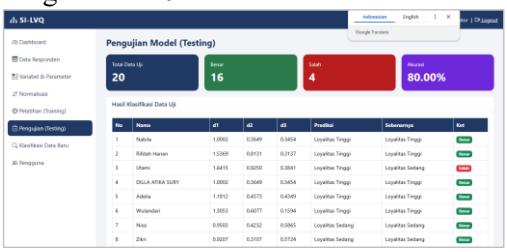
Gambar 2 Use Case Diagram Aplikasi SI-LVQ

Halaman pelatihan pada Gambar 3 menampilkan parameter yang dipakai beserta bobot akhir yang tersimpan di basis data. Nilai bobot di halaman ini sama dengan Tabel 8 sehingga perhitungan sistem sesuai dengan perhitungan manual.



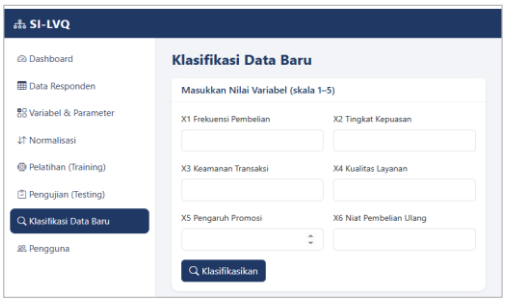
Gambar 3 Halaman Pelatihan

Gambar 4 memperlihatkan halaman pengujian. Bagian atasnya berisi ringkasan 20 data uji dengan 16 benar, 4 salah dan akurasi 80,00%. Di bawahnya tampil jarak tiap data uji ke tiga bobot beserta kelas prediksi dan kelas sebenarnya yang sama dengan Tabel 9.



Gambar 4 Halaman Pengujian

Halaman klasifikasi data baru (Gambar 5) menerima enam nilai variabel berskala 1 sampai 5. Setelah tombol Klasifikasikan ditekan sistem menormalisasi nilai tersebut, menghitung jaraknya ke bobot akhir lalu menampilkan kelas loyalitas responden.



Gambar 5 Halaman Klasifikasi Data Baru

SIMPULAN

LVQ dapat dipakai untuk memetakan loyalitas pelanggan Shopee di kalangan mahasiswa Generasi Z berdasarkan enam variabel perilaku belanja. Dengan *learning rate* 0,05 dan 10 *epoch* model mencapai akurasi 80% dan secara konsisten mengenali kelas tinggi maupun rendah. Titik lemahnya ada pada kelas sedang yang profilnya tumpang-tindih dengan kelas tinggi. Bobot akhir juga menunjukkan bahwa niat pembelian ulang lebih membedakan tingkat loyalitas dibanding seberapa sering mahasiswa berbelanja. Bagi pengelola *e-commerce* artinya pelanggan yang rajin bertransaksi belum tentu akan bertahan. Aplikasi SI-LVQ membuat klasifikasi responden baru bisa dilakukan tanpa perhitungan manual. Pendekatan yang sama juga dapat diterapkan pada platform *e-commerce* lain selama variabel kuesionernya serupa.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis berterima kasih kepada mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Asahan yang telah meluangkan waktu mengisi kuesioner penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

Ahmadar, M., Perwito, P., & Taufik, C. (2021). Perancangan sistem informasi penjualan berbasis web pada Rahayu Photo Copy dengan database MySQL. *Dharmakarya, 10*(4), 284.

https://doi.org/10.24198/dharmakarya.v10i4.35873

Akbar, I., & Permatasari, B. (2024). Kepuasan pelanggan dan kepercayaan pelanggan terhadap loyalitas pelanggan dalam berbelanja melalui e-commerce di Lampung. *Jurnal Administrasi Bisnis, 14*(2), 115–129.

Batubara, P. M. A., Afrianty, I., Sanjaya, S., & Syafria, F. (2023). Klasifikasi penyakit stroke jaringan syaraf tiruan menerapkan metode learning vector quantization. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang, 8*(2), 223–228. https://doi.org/10.32493/informatika.v7i2.31359

Gunadi, I. G. A., Gunawan, I. M. A. O., Candana, P. E. W. H., Arnawa, I. A. W., & Putra, K. A. E. K. (2022). Klasifikasi curah hujan harian menggunakan learning vector quantization. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia, 7*(2), 1–7.

Margaretha, J., & Voutama, A. (2023). Perancangan sistem informasi pemesanan tiket konser musik berbasis web menggunakan unified modeling language (UML). *JOINS (Journal of Information System), 8*(1), 20–31. https://doi.org/10.33633/joins.v8i1.7

Prabawanti, K. J., Bachri, S., Ponirin, P., & Asriadi, A. (2024). Pengaruh e-service quality terhadap loyalitas pelanggan dengan kepuasan pelanggan sebagai variabel intervening di e-commerce Shopee (studi kasus pada Gen-Z Kota Palu). *Journal of Economic, Bussines and Accounting (COSTING), 7*(5), 5681–5690. https://doi.org/10.31539/costing.v7i6.12973

Puspita, D. (2022). Implementasi learning vector quantization untuk klasifikasi jenis buah kelapa menggunakan image processing. *The Indonesian Journal of Computer Science, 11*(3), 986–999. https://doi.org/10.33022/ijcs.v11i3.3108

Rumetna, M. S., Lina, T. N., Karay, J., Santoso, A. B., Kaitelapatay, B. G., & Komansilan, R. (2023). Implementasi algoritma learning vector quantization dalam aplikasi pengenalan pola. *PETIR: Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika, 16*(2), 278–287. https://doi.org/10.33322/petir.v16i2.2123

Saleh, A., Sibero, A. F. K., & Manurung, I. H. G. (2021). Pengenalan tanaman herbal menggunakan algoritma learning vector quantization dan Manhattan distance. *Jurnal Teknologi Kesehatan dan Ilmu Sosial (TEKESNOS), 3*(2), 271–276.

Sari, I. A. P., Wibowo, U., Syarifah, S., Amri, W. A. A., & Septiana, T. (2025). Analisis loyalitas Gen Z terhadap layanan e-commerce. *Jurnal Minfo Polgan, 14*(2), 2840–2849. https://doi.org/10.33395/jmp.v14i2.15486

Wibowo, W., & Ayuningtyas, F. (2024). Generasi Z sebagai konsumen masa depan: Karakteristik, preferensi, dan tantangan baru. *Buana Komunikasi (Jurnal Penelitian dan Studi Ilmu Komunikasi), 5*(2), 90–99. https://doi.org/10.32897/buanakomunikasi.2024.5.2.3937